

Erzeugung von synthetischen Lastprofilen von Elektrofahrzeugen synchronisiert mit synthetischen Haushaltslastprofilen

Eberhard Waffenschmidt, Marian Sprünken, Christian Hotz, Sergej Baum,
Ingo Stadler

Technische Hochschule Köln, Betzdorferstr. 2, 50679 Köln, Deutschland

Tel.: +49 0221 8275 2020

E-Mail: eberhard.waffenschmidt@th-koeln.de

Internet: <https://www.th-koeln.de/personen/eberhard.waffenschmidt/>

Kurzfassung

Sinnvolle numerische Simulationen erfordern eine genaue Modellierung sowie einen Rahmen realistischer Eingangsdaten als Basis. Als eine Komponente einer umfassenden Simulationsumgebung für Stromsysteme, die E-Mobilität einschließt, wird in diesem Beitrag ein soziologisch fundierter Ansatz für einen Generator für Ladelastprofile von E-Fahrzeugen beschrieben. Er basiert auf einem bestehenden aktivitätsbasierten Haushaltslastgenerator, einem umfassenden Bericht über das Mobilitätsverhalten und dem Stand der Technik bei der Ladetechnik. Da die Ladeprofile auf den simulierten Aktivitäten eines Haushaltes basieren, sind sie mit dem jeweils entsprechenden Haushaltslastprofil verknüpft, sodass sich eine realistische Netzbelastung ergibt.

1. Einführung

Der steigende Anteil der E-Mobilität ist eine große Herausforderung für Verteilnetzbetreiber. Der erhebliche Strombedarf von Ladestationen für Elektrofahrzeuge erhöht in Zukunft die Belastung der Niederspannungsnetze. Um Netzüberlastungen zu vermeiden, müssen Verteilnetzbetreiber geeignete Smart-Grid-Technologien entwickeln. Deren Entwicklung erfordert aufwändige Simulationsumgebungen, die wiederum einen Bedarf an realistischen Ladeprofilen von Elektrofahrzeugen als Grundlage schaffen. In diesem Beitrag wird ein soziologisch genauer E-Fahrzeug-Ladeprofilgenerator vorgestellt.

Die Arbeit basiert auf der Masterarbeit des Mitautors M. Sprünken [1] und Teile (Kap. 2 bis 6) dieses Beitrags wurde in sehr ähnlicher Form auf einer internationalen Konferenz in Englisch veröffentlicht [2]. Das hier beschriebene Softwaretool auf Basis der Programmiersprache Python ist auf der Website zur Masterarbeit frei verfügbar [1]. Ein Support für diese Software kann leider nicht gewährleistet werden.

2. Stand der Technik

Es gibt bereits Ansätze für die Erstellung von Lastprofilen für Elektrofahrzeuge. Die Arbeit [3] ist ein sehr einfacher und robuster Ansatz zur Erstellung solcher Profile unter Verwendung einer Weibull-Verteilung für den Beginn und die Dauer des täglichen Ladevorgangs eines jeden Fahrzeugs. Ein solcher Algorithmus kann in der

Entwurfsphase der Erstellung eines Simulationssystems verwendet werden oder wenn der Einfluss seiner Genauigkeit auf das Simulationsergebnis als gering eingeschätzt wird. Eine andere Arbeit [4] verwendet drei Arten von Aktivitäten (Arbeit, Einkaufen, Freizeit) und entsprechende Daten über die Abfahrtszeit der Aktivitäten und die zurückgelegte Strecke. Aus diesen Daten wird dann eine stochastische Verteilung abgeleitet, ähnlich wie in [3] [5] [6].

Eine sehr aktuelle Studie verwendet eine detaillierte Studie des deutschen Kraftfahrt-Bundesamtes zur Ableitung von Lastprofilen, die später zu einem bestehenden Haushaltslastgenerator hinzugefügt werden. Die Lastprofilgenerierung war nicht der Schwerpunkt der Studie. Sie ist daher nicht sehr detailliert [7].

Diese Arbeit benötigt eine detailliertere Grundlage für einen Mobilitätslastprofilgenerator. Dazu wird ein detailliertes Modell der Prozesse in den Haushalten, die das Mobilitätsverhalten beeinflussen, benötigt.

Zur Erstellung von Haushaltslastprofilen gibt es wiederum verschiedene Arbeiten, die probabilistische Modelle vorstellen, die Messdaten einzelner Haushalte (Bottom-up-Methode, siehe Illustration in Abbildung 1) [8] oder Arbeiten, welche Messdaten kumulierter Haushalte, z.B. von Dörfern, auswerten (Top-down-Methode, siehe Illustration in Abbildung 1) [9]. Ein konzeptionell recht überzeugender Ansatz wurde von Pflugradt [10] vorgestellt, der neben den Haushaltslastprofilen auch das Verhalten der Haushaltsbewohner detailliert beschreibt. Dies wird die Grundlage für unsere weiteren Untersuchungen sein.

Keiner der oben genannten Lastprofilgeneratoren für E-Mobilität implementiert ein ausgeklügeltes Laderegime in Bezug auf die Batterieeigenschaften. Daher wird hier ein Konstantstrom-Konstantspannungs (CCCV)-Ladealgorithmus in das Simulationsdesign einbezogen [11]. Die zeitliche Auflösung aller Daten beträgt eine Minute.

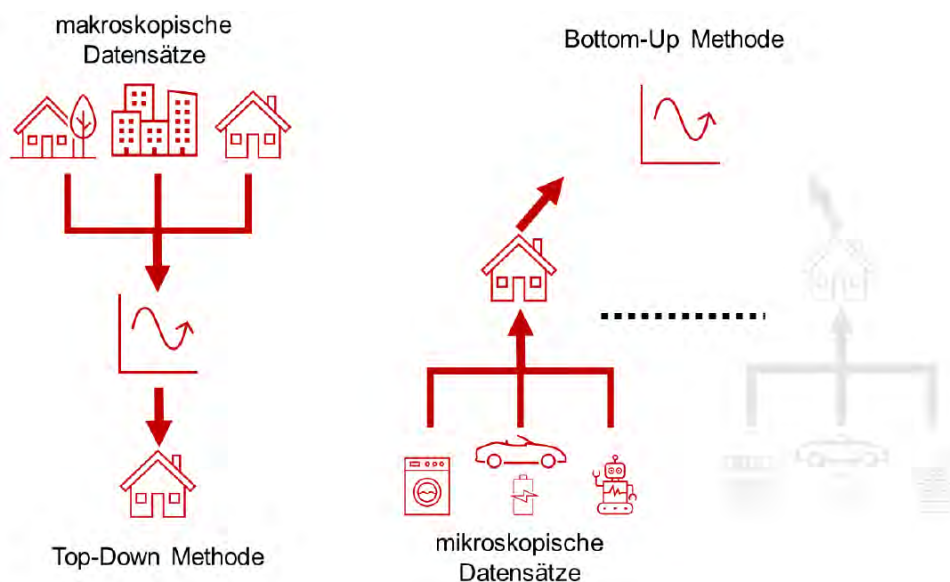


Abbildung 1: Visualisierung der Bottom-Up-Methode und der Top-down-Methode [1].

3. Haushaltslastprofil-Generator von Pflugradt

In seinem Haushaltslastprofil-Generator beschreibt Pflugradt ein tätigkeitsbasiertes Modell, das eine Simulation des "Lebens" in den Haushalten verwendet und ein Tätigkeitsprofil für jedes Haushaltsmitglied erstellt [10]. Solche Profile enthalten eine Auswahl von 89 Aktivitäten (Angeln, Museumsbesuch, Schicht- oder Büroarbeit, Yogastunden, um nur einige Beispiele zu nennen) und für jede Aktivität den Zeitpunkt, zu dem die Person diese Aktivität beginnt und beendet.

Das Modell stützt sich auf soziologische Forschungen wie [12] und berücksichtigt eine Vielzahl von Faktoren, darunter die Anzahl der im Haushalt lebenden Personen, ihr Alter und die Art des Gebiets, in dem sich der Haushalt befindet (ländlich/städtisch usw.).

Die ursprüngliche Idee von Pflugradts Arbeit war die Umwandlung der individuellen Aktivitätsprofile in ein kumuliertes Stromverbrauchsprofil für den Haushalt. In dieser Arbeit werden nun die Aktivitätsprofile verwendet, um ein Nutzungsprofil der Fahrzeuge des Haushalts und später deren Ladeprofile abzuleiten.

4. Bericht zur Mobilität in Deutschland und Klassifizierung von Haushaltstypen und Regionen

Die Übertragung des Aktivitätsverhaltens innerhalb des Haushalts nach Pflugradt auf das Mobilitätsverhalten wirft zusätzliche Fragen auf:

1. Welche Art von Gebiet wird simuliert und wer sind die Fahrzeugnutzer?
2. Fährt eine Person mit dem Auto, mit öffentlichen Verkehrsmitteln, zu Fuß oder mit dem Fahrrad zu einem Ort der Aktivität?
3. Welche Entfernung legen sie für diese bestimmte Aktivität zurück?

Um diese Fragen zu klären, wurden Daten aus dem Bericht "Mobilität in Deutschland 2017" (MID2017) [13] sowie [14][15] ausgewertet und in das Modell integriert. Der Bericht bietet eine umfassende demografische und geografische Analyse des Mobilitätsverhaltens in Deutschland. Er kategorisiert die Regionen nach ihrer Infrastruktur und die Haushalte nach ihrer Demografie:

Arten von Regionen:

1. Städtische Gebiete:
 - 1.1. Ballungsräume
 - 1.2. Großstädte
 - 1.3. verstädterte Gebiete
 - 1.4. Vorstädte
2. Ländliche Gebiete:
 - 2.1. Stadtzentren
 - 2.2. verstädterte Gebiete
 - 2.3. dezentrale Gebiete

Haushaltstypen:

1. junge Haushalte, Alter < 35 Jahre:

- 1.1. Ein-Personen-Haushalt: Person 18 - 29 Jahre alt
- 1.2. Zwei-Personen-Haushalt: jüngste Person 18 - 29 Jahre alt
- 2. Seniorenhaushalte, Alter > 65 Jahre
 - 2.1. Ein-Personen-Haushalt: Person 60 Jahre oder älter
 - 2.2. Zwei-Personen-Haushalt: jüngste Person 60 Jahre oder älter
- 3. Familienhaushalt mit mindestens einem Kind
 - 3.1. mindestens ein Kind unter 6 Jahren
 - 3.2. mindestens ein Kind unter 14 Jahren
 - 3.3. mindestens ein Kind unter 18 Jahren
 - 3.4. Alleinerziehende
- 4. Haushalt mit nur Erwachsenen
 - 4.1. Ein-Personen-Haushalt: Person zwischen 30 und 59 Jahren
 - 4.2. Zwei-Personen-Haushalt: Personen im Alter von 30 bis 59 Jahren

Der Bericht liefert auf der Grundlage dieser Klassifizierungen weitere Statistiken, die genutzt werden können, um den Profilgenerator mit realistischen Daten zu füllen. Einige Beispiele sollen hier genannt werden. So werden beispielsweise Anteile der der Haushaltstypen pro Region aufgelistet (siehe auch Tabelle 1). Der Bericht listet auch die prozentualen Anteile der durchschnittlich täglich zurückgelegten Entfernungen auf, aufgeschlüsselt nach Regionstypen (Abbildung 2) und für jede demografische Gruppe wurden die durchschnittlich zurückgelegten Entfernungen pro Jahr ermittelt (Abbildung 3). Weiterhin enthält er auch Daten über die Anzahl der Autos für verschiedene Haushaltstypen (Tabelle 2). Zudem enthält er auch eine Analyse darüber, welche Verkehrsmittel wie viel genutzt werden. Die nach Verkehrsmitteln zurückgelegten Entfernungen verteilen sich wie folgt (Tabelle 3).

Die Zusammenstellung der gesammelten Informationen und ihre Kombination mit den Aktivitätsprofilen von Pflugradt ergibt schließlich Anschlussprofile: Sie enthalten die Information darüber, wo sich die Autos in einem Stromnetz befinden und wann sie mit ihren Ladegeräten verbunden sind. Ein beispielhaftes Anschlussprofil ist in Abbildung 4 dargestellt.

Tabelle 1: Anteile der Haushaltstypen pro Region

Haushalt	Region	1.1	1.2	1.3	1.4	2.1	2.2	2.3
Junge < 35 Jahre		11 %	11 %	6 %	4 %	6 %	4 %	4 %
Nur Erwachsene		36 %	34 %	32 %	31 %	32 %	33 %	36 %
Ältere > 65 Jahre		34 %	37 %	40 %	41 %	45 %	42 %	38 %
Familie, mindestens ein Kind		18 %	17 %	21 %	23 %	16 %	19 %	22 %

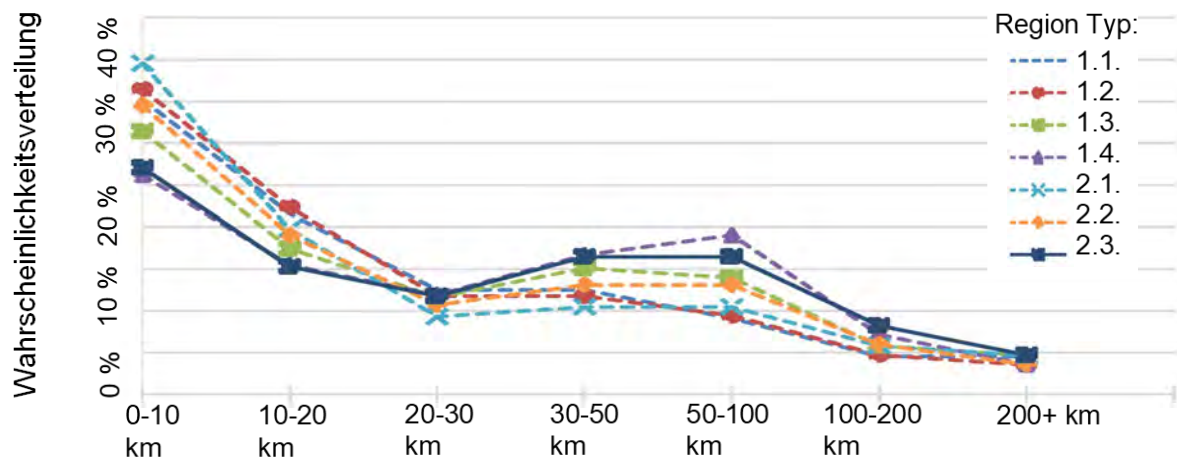


Abbildung 2: Prozentuale Anteile der durchschnittlich täglich zurückgelegten Strecken nach Regionstyp [1].

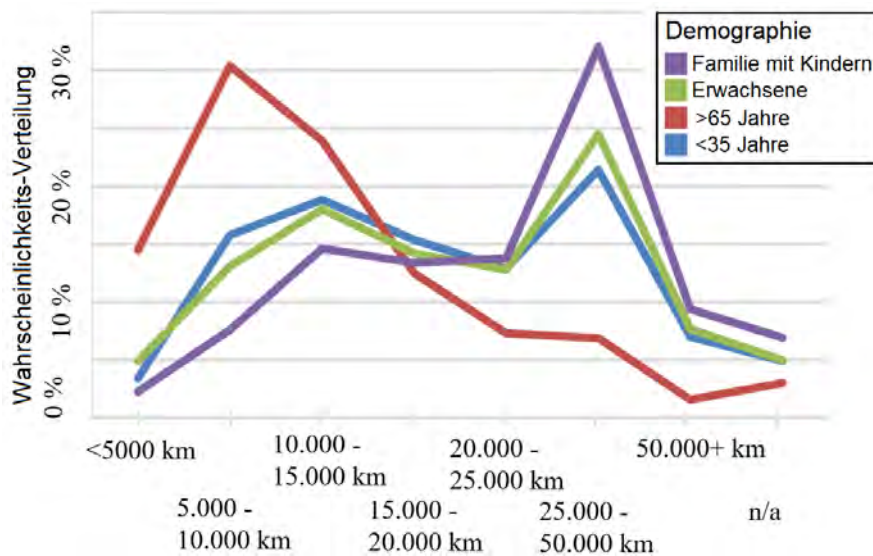


Abbildung 3: Jährlich durchschnittlich zurückgelegte Entfernungen für jede demografische Gruppe [1].

Tabelle 2: Anzahl der Autos für verschiedene Haushaltstypen

Region Typ	Autos pro Haushalt				
	kein	1	2	3 oder mehr	Mittelwert
1.1	42 %	48 %	9 %	1 %	0.96
1.2	31 %	53 %	15 %	1 %	0.86
1.3	15 %	56 %	25 %	4 %	1.18
1.4	11 %	52 %	31 %	6 %	1.32
2.1	24 %	57 %	17 %	2 %	0.97
2.2	15 %	56 %	24 %	5 %	1.19
2.3	10 %	53 %	30 %	6 %	1.31

Tabelle 3: Anteile der Verkehrsmittel

Transportmittel	Anteil
Auto (als Fahrer)	55 %
Auto (als Passagier)	20 %
Öffentlicher Verkehr	19 %
Fahrrad	3 %
Zu Fuß	3 %

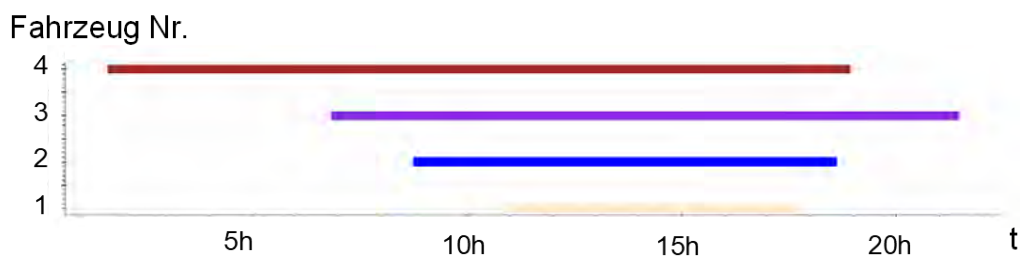


Abbildung 4: Beispiele für erzeugte Anschlussprofile [1].

5. Technische Aspekte: Ladekurven, Fahrzeuge und Ladestationstypen

Bislang konnte mit Hilfe der soziologischen Aspekte ein Rahmen geschaffen werden, der realistische Anschlussprofile für Fahrzeuge in einem Haushalt ergibt. In einem nächsten Schritt werden die technischen Aspekte untersucht, um aus den Anschlussprofilen tatsächliche Ladekurven abzuleiten:

1. Wie funktioniert ein Ladezyklus einer modernen Batterie?
2. Welche Fahrzeugtypen sind derzeit auf dem Markt und wie sehen die Spezifikationen ihrer Batterien und der entsprechenden Ladestationen aus?

CCCV-Ladung:

Konstat-Strom-Konstant-Spannung- (Constant Current Constant Voltage, CCCV)-Ladung ist ein Ladealgorithmus für Lithium-Ionen-Batterien, der darauf abzielt, sowohl den maximalen Ladestrom zu nutzen als auch die maximale Ladespannung der Batterie nicht zu überschreiten und sie gleichzeitig so schnell wie möglich zu laden. Dies führt dazu, dass der Ladevorgang in zwei Phasen unterteilt wird: In der ersten Phase ist der maximale Batteriestrom der begrenzende Faktor, die Spannung passt sich kontinuierlich an (CC-Phase). In der zweiten Phase, nachdem die maximale Ladespannung erreicht ist, wird der Strom kontinuierlich angepasst, um die Spannung auf ihrem Höchstwert zu halten (CV-Phase). Wenn der Strom einen Mindestwert erreicht, ist der Ladevorgang beendet. Zur Simulation der Zellenspannung der Batterie in Abhängigkeit von ihrem Ladezustand wird die in Abbildung 5 dargestellte Kurve [16] verwendet.

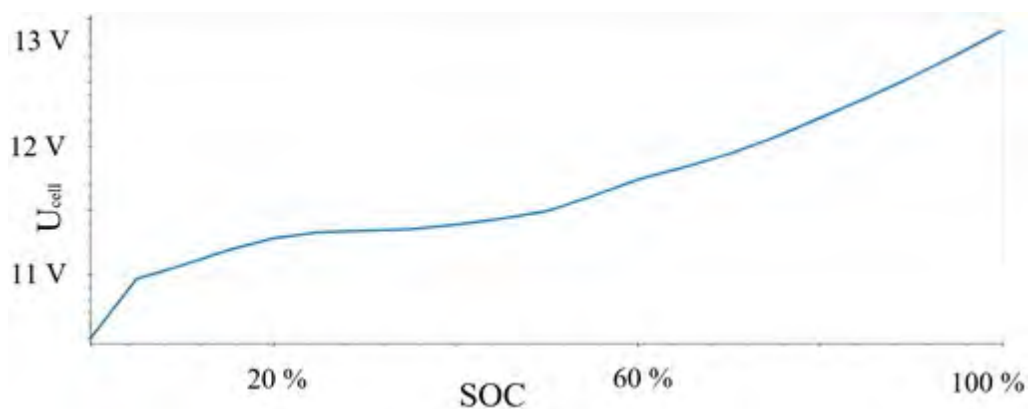


Abbildung 5: Spannung der Batteriezelle in Abhängigkeit von ihrem Ladezustand (SOC) [1].

Damit kann der CCCV-Ladevorgang formell beschrieben werden und der Ladestrom kann modelliert werden als

$$I_{charge}(t) = \frac{U_{charge}(t) - U_{cell}}{R_{i,cell}} \quad (1)$$

$R_{i,cell}$ ist der Widerstand der Batteriezelle. Die Zellenspannung U_{cell} ist eine Funktion des Ladezustands (State of Charge, SOC) der Batterie und basiert auf Abbildung 5:

$$U_{cell} = f(SOC) \quad (2)$$

In der CC-Phase gilt

$$I_{charge}(t) = I_{max} \quad (3)$$

und

$$U_{charge}(t) = \frac{I_{max}}{R_{i,cell}} + U_{cell} < U_{max} \quad (4)$$

mit einer stetig steigenden Spannung U_{charge} aufgrund des steigenden SOC der Batterie.

Irgendwann wird die maximale Spannung erreicht:

$$U_{charge}(t) = U_{max}. \quad (5)$$

Von da an wird der Ladestrom I_{charge} angepasst, um U_{charge} auf diesem Niveau zu halten. Dies ist die CV-Phase:

$$I_{charge}(t) = \frac{U_{max}(t) - U_{cell}}{R_{i,cell}} \quad (6)$$

Abbildung 6 zeigt die qualitativ Ströme und Spannungen für einen solchen Ladevorgang:

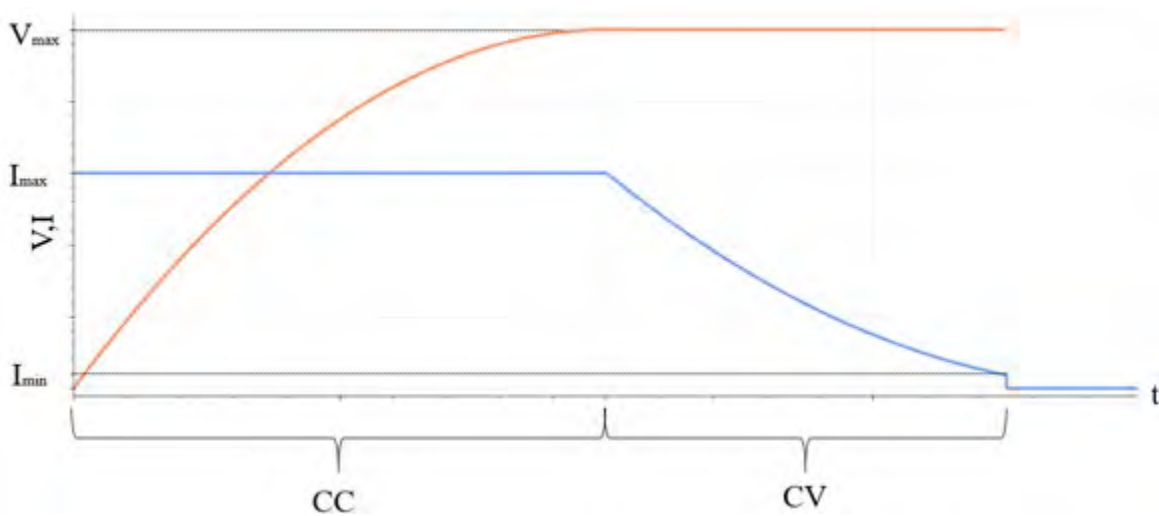


Abbildung 6: CCCV-Ladekurve einer Lithium-Ionen-Batterie

In Kombination mit den Spezifikationen für 181 moderne Elektrofahrzeuge, Hybrid- und Vollelektrofahrzeuge, von denen einige Beispiele in Tabelle 4 aufgeführt sind, wurden entsprechende CCCV-Kurven erstellt.

Tabelle 4: Marktanalyse von Elektrofahrzeugen, 2022 (Auszug)

Hersteller	Modell	Batterie-Kapazität	Max. Ladeleistung	Verbrauch auf 100 km
Audi	A3 Sportback e-tron	8,8 kWh	22kW	11,4 kWh
Chevrolet	Volt	10,3 kWh	4,6 kW	22,4 kWh
CITROËN	Berlingo Electric	22,5 kWh	3,2 kW	17,7 kWh
Hyundai	Kona Elektro	64 kWh	7,2 kW	14,3 kWh
Mercedes-Benz	B-Klasse B 250 e	28 kWh	11 kW	16,6 kWh

Peugeot	iOn	14,5 kWh	3,7 kW	14,5 kWh
Tesla	Model S 70D	70 kWh	16,5 kW	20 kWh
Toyota	Prius Plug-In Hybrid	4,4 kWh	2,8 kW	7,2 kWh
Volkswagen	e-up!	18,7 kWh	3,6 kW	11,7 kWh
Volvo	C30 Electric	24 kWh	22 kW	17,5 kWh

Daten zu den Marktanteilen bestimmter Fahrzeugtypen konnten nicht gefunden werden. Es wird daher angenommen, dass die Fahrzeugtypen gleichmäßig verteilt sind, wobei die Möglichkeit besteht, eine "wohlhabende Nachbarschaft" zu schaffen, in welcher größere Fahrzeuge in der Verteilung bevorzugt werden (oder analog dazu eine weniger wohlhabende Nachbarschaft).

Für die Simulation fügen wir den Gleichungen (1) bis (6) zwei zeitdiskrete Gleichungen hinzu. Erstens benötigen wir eine SOC-Aktualisierungsroutine für jeden diskreten Simulationszeitschritt.

$$SOC_{t+1} = SOC_t + \frac{U_{charge} \cdot I_{charge}}{C \cdot 1 \text{ min}} \quad (7)$$

Nachdem ein Fahrzeug von einer Aktivität zurückgekehrt ist, aktualisiert wird der SOC gemäß Gleichung (7) aktualisiert, wobei cph der Verbrauch des Fahrzeugs pro 100 km, C die Kapazität seiner Batterie und d die für die Aktivität zurückgelegte Strecke ist.

$$SOC_{arrival} = SOC_{start} - \frac{cph \cdot d / (100 \text{ km})}{C} \quad (8)$$

Nun können die Komponenten zu einem umfassenden Lastprofilgenerator zusammengestellt werden.

6. Durchführung der Simulation

Nach Eingabe der relevanten Parameter (Simulationsdauer, Regionstyp, Anteil der Elektrofahrzeuge, optional die Verteilung der Fahrzeugtypen) werden die Aktivitätsprofile mit dem Haushaltsprofilgenerator von Pflugradt erstellt. Daraus werden E-Fahrzeug-Anschlussprofile abgeleitet, die Fahrzeugtypen festgelegt und die Simulation durchgeführt. Abbildung 7 zeigt die schematische Darstellung.

Abbildung 8 zeigt exemplarisch erzeugte Leistungsprofile für mehrere Fahrzeuge. Je nach Ladezustand laden die Fahrzeuge zu Anfang mit voller Leistung oder beginnen direkt mit reduzierter Leistung im Konstantspannungsbereich. Die Gesamtleistung ergibt sich dann als Überlagerung der einzelnen Profile.

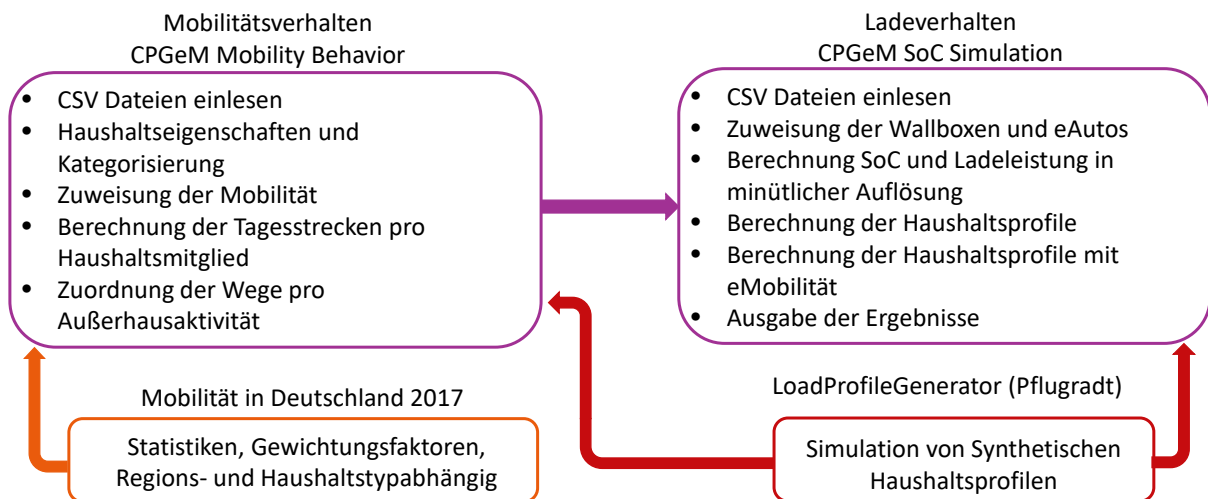


Abbildung 7: Schematische Darstellung des gesamten Profilerstellungsprozesses [1].

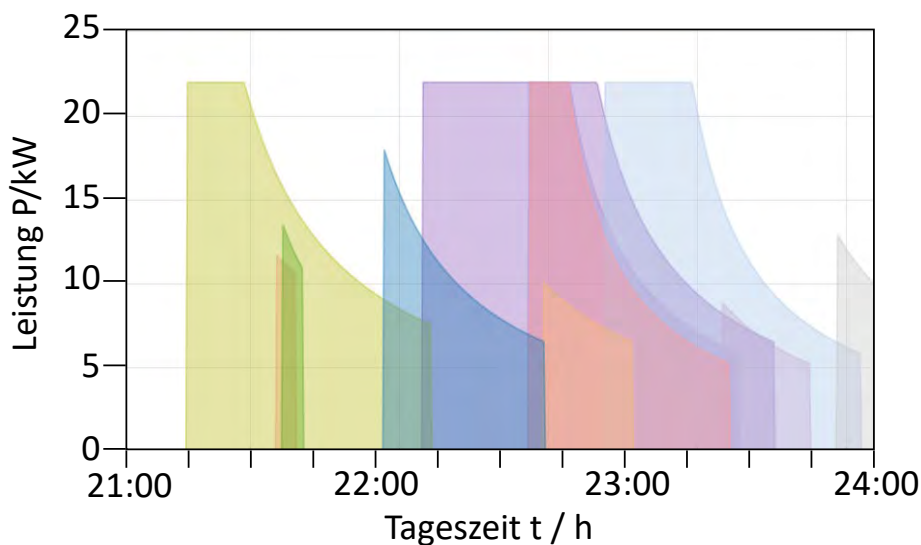


Abbildung 8: Exemplarische synthetische Ladeprofile [1].

7. Eigenschaften der simulierten Ladeprofile

Streuung der Ergebnisse

Bei jeder Simulation mit den gleichen Parametern ist das Ergebnis durch zufällige Zuweisungen unterschiedlich. Dies spiegelt die Realität wieder, in der auch jeder Tag unterschiedlich verläuft.

Ergebnisse mit gleichen Parametern können mit Schlüsselparametern verglichen werden. Hier wird der Ladeenergieverbrauch als summarische Größe verwendet. Als exemplarische Untersuchung wurden vier Simulationen über jeweils 5,5 Winterwochen durchgeführt. Es wurden sowohl 24 Haushalte als auch 100 Haushalte aus dem Haushaltspool verwendet. Diese repräsentieren eine zentrale Stadt in ländlicher Region (RT2.1). Weitere Details sind in der Masterarbeit [1] aufgelistet. Es wurden

jeweils 20 unterschiedliche Simulationen mit den gleichen Parametern durchgeführt und als summarische Werte die gesamte benötigte Ladeenergie ermittelt.

Es wurde zunächst 20-mal das Mobilitätsverhalten und darauf aufbauend die Ladeprofile simuliert. Zusätzlich wurden auf einem einzigen Mobilitätsprofil aufbauend 20 zufällige Ladeprofile generiert.

Die Ergebnisse für die Ladeleistungen sind als Boxplot in Abbildung 9 dargestellt. Der Übersicht halber ist die Ladenergie für das Netz mit 100 Haushalten durch 10 dividiert. In dem Diagramm ist der Mittelwert durch ein X gekennzeichnet und der Median durch einen Strich. Die Größe der Box entspricht dem Interquartilsabstand. Maximal- und Minimalwerte sind durch Striche gekennzeichnet. Weiterhin ist der Variationskoeffizient V angegeben. Er entspricht der relativen Standardabweichung, bezogen auf den jeweiligen Mittelwert.

Man erkennt zunächst, dass bei mehr Haushalten die Streuung der Ergebnisse deutlich geringer ist. Hier gleichen sich die statistischen Zufälligkeiten bei der Erzeugung stärker aus, was auch der Realität entsprechen würde.

Weiterhin ist zu sehen, dass die Streuung überproportional abnimmt, wenn die Simulationen der unterschiedlichen Ladeverhalten auf demselben Mobilitätsverhalten basieren. Demnach scheint die größere Zufallsvariable für die Simulation das Mobilitätsverhalten zu sein, während das Ladeverhalten bei einmal angekommenen Fahrzeug weniger eine Rolle spielt.

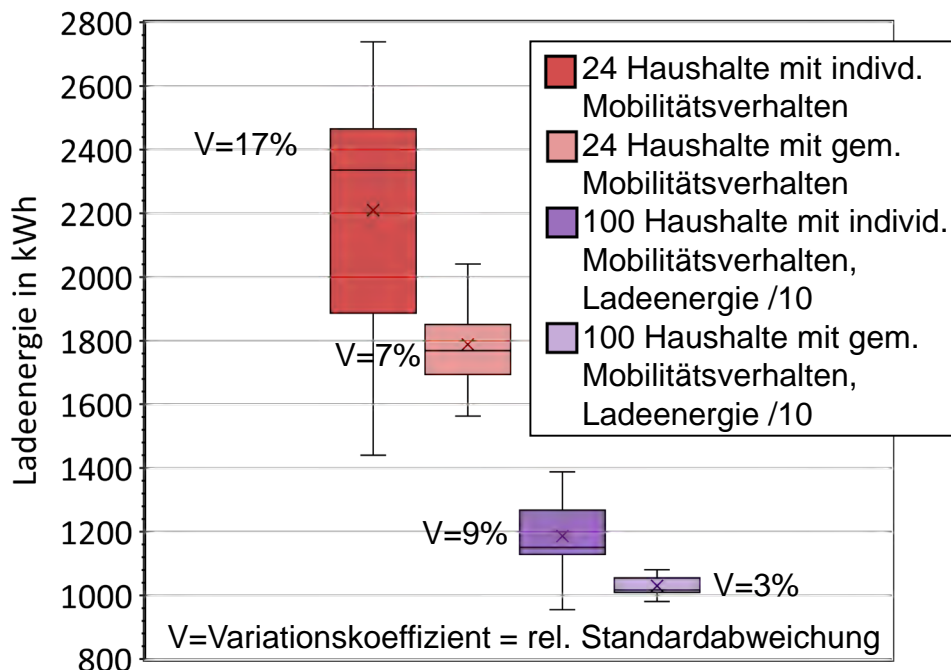


Abbildung 9: Ergebnisse von 20 Simulationen. In Rot dargestellt ist der Ladeenergiebedarf eines Niederspannungsnetzes mit 24 Haushalten. Lila beschreibt den Ladeenergiebedarf der Simulationen mit 100 Haushalten

Erzeugte Fahrverläufe

Eine wesentliche Vergleichsgröße dafür, wie realistisch die Simulationsergebnisse sind, ist die jeweilige Länge der simulierten Fahrten, denn diese wiederum bestimmt den Energieverbrauch und damit die Länge der Ladevorgänge.

Die Tagesstrecken der mit dem Ladeprofilgenerator erzeugten Fahrten basieren wie beschrieben auf den Daten aus dem Bericht "Mobilität in Deutschland 2017" (MID2017) [13] sowie [14][15]. Entsprechend wurden die erzeugten Daten mit den Werten aus der MID2017 verglichen. Hier werden exemplarisch die Ergebnisse für den Bereich „Metropole“ dargestellt.

Dazu wurden 1000 Simulationen erzeugt. Die genauen Details der Parameter sind in der Masterarbeit [1] aufgelistet. Dabei ergeben sich eine unterschiedliche Anzahl von Fahrten mit ähnlichen Fahrtlängen. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5 aufgelistet. Man erkennt, dass kurze Fahrten bis 20 km mit 600 von 1000 Fahrten dominieren, wie das auch in der MID2017 beschrieben ist.

Tabelle 5: Erzeugte Tagesstrecken für 1000 Haushalte gemäß der MiD2017 für eine Metropole

<i>Fahrtlänge</i>	<i>Anzahl</i>
0 km...10 km	350
10 km...20 km	250
20 km...30 km	130
30 km...50 km	130
50 km...100 km	90
100 km...200 km	40
>200 km	40

Die Ergebnisse sind als relative Anzahl bezogen auf die Gesamtzahl der Fahrten in Abbildung 10 dargestellt. Weiterhin sind in dem Diagramm die Daten der MID2017 dargestellt. Die Kurven weichen nicht mehr als 2 bis Prozentpunkte voneinander ab. Damit lässt sich eine gute Übereinstimmung erkennen und es ist festzuhalten, dass der wichtige Parameter der Fahrtlänge damit gut mit der Realität übereinstimmt.

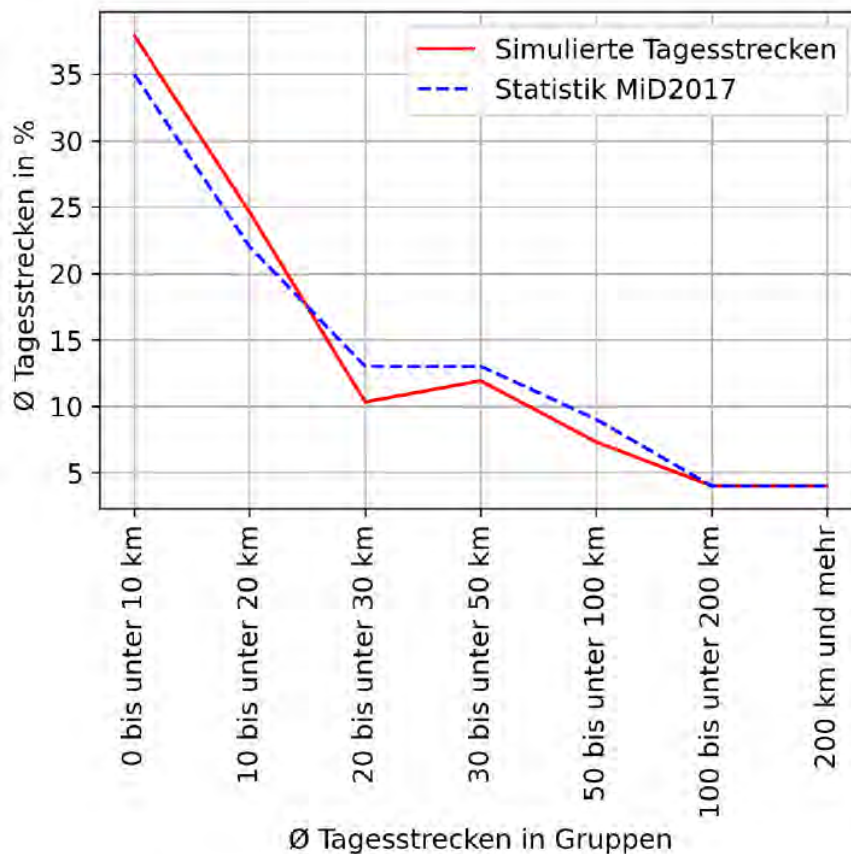


Abbildung 10: 1000 Simulierte Tagesstrecken für den Regionstyp Metropole [1].
Vergleich der simulierten Tagesstrecken mit der MiD2017.

8. Vergleich mit realen Messdaten

Um die Realitätsnähe des Ladeprofilgenerators zu überprüfen, wurden Daten aus einem real durchgeführten Projekt zur Elektromobilität verwendet. Dabei handelt es sich um ein Pilotprojekt in der Stadt Wien, an dem 12 Haushalte teilnahmen. Jedem Haushalt wurde ein Elektrofahrzeug zur Verfügung gestellt und deren Nutzung sowie auch der elektrische Bedarf der entsprechenden Haushalte für eine begrenzte Zeitdauer von 43 Tagen ausführlich gemessen und in einem öffentlich verfügbaren Projektbericht dokumentiert [17].

Zum Vergleich wurde mit dem Ladeprofilgenerator eine vergleichbare Situation nachgestellt und der Leistungsbedarf über eine ähnlich lange Dauer simuliert. Die Rahmenparameter für das Pilotprojekt in Wien und für die nachgestellte Simulation mit dem Ladeprofilgenerator CPGeM sind in Tabelle 6 aufgelistet. Weitere Details zu den Simulationsparametern sind in der Masterarbeit [1] zu finden.

Tabelle 6: Rahmenparameter für Simulation [1] und Pilotprojekt in Wien [17].

	<i>Simu CPGeM</i>	<i>Pilotprojekt Wien</i>
Regionstyp	Metropolis	Wien Leising
Anzahl Haushalte	12	12
Anzahl Ladepunkte	12	12
E-Fahrzeuge pro Haushalt	1	1
Ladeleistung	11 kW	11 kW
Tage	38	43

Haushaltspool für Simulation:

CHR08, CHR07, CHR27, CHR60, CHR18, CHR39, 2x CHR51, CHR27, 2x CHR35

Aus der Simulation wurden Schlüsselparameter berechnet, welche mit entsprechenden Werten des Pilotprojektes in Wien in Tabelle 7 verglichen werden. Der Vergleich zeigt eine sehr gleiche Fahrleistung. Die gefahrene Strecke pro Tag weicht nur 5% voneinander ab. Das zeigt, dass das Mobilitätsverhalten der Benutzer gut nachgebildet wird.

Auch der Energieverbrauch zeigt nur geringe Abweichungen. Das bedeutet, dass die Fahrzeugtypen der Simulation gut die realen Fahrzeuge repräsentieren.

Auch der Gleichzeitigkeitsfaktor zeigt eine gute Übereinstimmung. Dies ist ein Anzeichen dafür, dass auch die zeitliche Verteilung der Ladezeiten realistisch simuliert wird.

Die gesamte Spitzenleistung, bestehend aus Verbrauch der Haushalte und der E-Fahrzeuge, ist auch sehr ähnlich und die Ergebnisse der Simulation weichen nur um 20% von der im Pilotprojekt gemessenen Spitzenleistung ab. Da es sich um sich mehr oder weniger zufällig ergebende einmalige Ereignisse handelt, ist hier grundsätzlich mit einer größeren Abweichung zu rechnen, sodass 20% als ein guter Wert angesehen werden kann.

Tabelle 7: Ergebnisvergleich der Simulation [1] mit dem Pilotprojekt aus Wien [17].

	<i>Simu CPGeM</i>	<i>Pilotprojekt Wien</i>
Gefahrene Strecke	19 965 km	21 072 km*
Gefahrene Strecke pro Tag	525 km	502 km*
Energieverbrauch E-Mob.	3 169 kWh	3 273 kWh*
Ø Energieverbrauch pro E-Fahrzeug	15,9 kWh/100km	15,5 kWh/100km*
Gleichzeitigkeitsfaktor	0,37	0,34
Höchste Lastspitze insgesamt	66 kW	55 kW

* Werte sind anhand der Ergebnisse berechnet und so in der Wiener Dokumentation nicht zu finden.

In dem Bericht des Pilotprojektes wird ein exemplarisches Leistungsprofil für einen Tag mit dem Verbrauch für die Haushalte sowie für die Summe aus Haushalten und E-

Fahrzeugen dargestellt (siehe Abbildung 11 oben). In der Simulation des Lastprofilgenerators finden sich mehrere Tagesprofile, die dem real gemessenen Leistungsprofil sehr ähnlich sehen. Eines davon ist in Abbildung 11 unten dargestellt. Für diesen simulierten Tag ist eine gute qualitative Übereinstimmung zu erkennen. Auffällig ist, dass nicht nur die Summe des Leistungsverlaufs übereinstimmt, sondern auch die Verläufe für den Haushaltsverbrauch und den Ladeverlauf der E-Fahrzeuge gut zueinander passen. Man erkennt für den Haushaltsverbrauch gut in beiden Fällen einen Morgen-Peak zwischen 6h und 9h. Auch die Abend-Spitze zwischen 18h und 21h sieht in beiden Verläufen sehr ähnlich aus. Für die Elektromobilität findet man einen kleinen Ladevorgang am Vormittag und ab 18h zeigen beide Verläufe höchste Ladeaktivität.

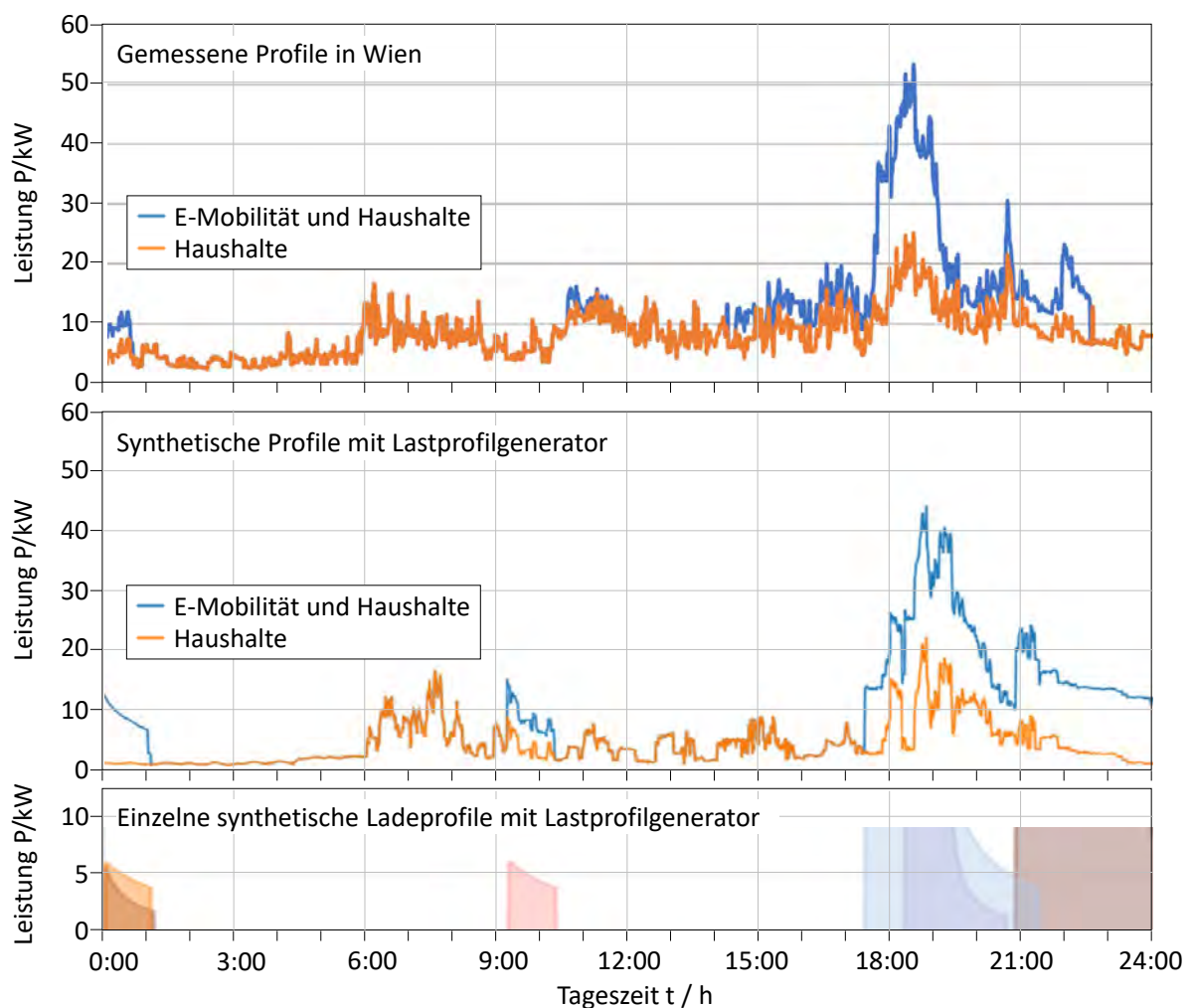


Abbildung 11: Exemplarische Leistungsprofile für einen Tag mit und ohne Elektromobilität.

Oben: Gemessene Profile für Do. 21.März [17].

Mitte: Simulierte Profile mit Lastprofilgenerator, Tag passend zu gemessenen Profilen ausgewählt

Unten: Leistungsprofile der einzelnen Elektrofahrzeuge.

Ähnlich wie bei den Messungen im Pilotprojekt erkennt man auch in den simulierten Kurven, dass bei Ladebeginn, und damit mit zumeist mit Ankunft der Teilnehmer, auch der Haushaltsverbrauch leicht, aber erkennbar zunimmt. Ein solche Verhalten ist bei vielen der simulierten Leistungsverläufe erkennbar. Dies zeigt, dass Haushaltsverbrauch und Ladeverlauf in der Simulation gut synchronisiert sind und damit im Vergleich zu anderen Ladeprofilgeneratoren realistischere Gesamtverläufe erzeugt werden.

Fairerweise muss angemerkt werden, dass das simulierte Ladeverhalten an vielen anderen Tagen deutlich unterschiedlich ist. Da aus dem Pilotprojekt keine weiteren Leistungsprofile veröffentlicht sind, ist ein Vergleich, ob solche anderen Verläufe auch in der Realität auftreten, nicht möglich. Der Vergleich der Schlüsselparameter zeigt jedoch, dass die simulierten Leistungsverläufe in der Summe gut zu denen in der Realität passen.

9. Schlussfolgerung

Ein bestehender Haushaltsaktivitätsgenerator von N. Pflugradt wurde mit einem detaillierten Bericht über das Mobilitätsverhalten der Bevölkerung eines Industrielandes zu einem Lastprofilgenerator für E-Mobilität kombiniert, der in der Simulation von Niederspannungsnetzen eingesetzt werden kann. Dabei wurden sowohl soziologische als auch technische Faktoren berücksichtigt.

Ein Vergleich mit Messdaten aus einem realen Pilotprojekt zur Elektromobilität zeigt, dass der Lastprofilgenerator realistische Leistungsverläufe generiert. Schlüsselparameter wie Fahrleistung, Gleichzeitigkeitsfaktor und maximale Netzleistung stimmen gut überein. Damit wurde erfolgreich ein Werkzeug für realistische Stromnetz- und Smart-Grid-Simulationen unter Einbeziehung der E-Mobilität geschaffen.

10. Danksagung

Die Arbeit entstand im Rahmen des Förderprojektes Progressus. Dieses Projekt wurde gefördert durch das Electronic Components and Systems for European Leadership Joint Undertaking under grant agreement No 876868. Dieses Joint Undertaking wird durch das Forschungs- und Innovationsprogramm Horizon 2020 der Europäischen Union sowie durch Deutschland, die Niederlande, Spanien, Italien und die Slowakei unterstützt.

11. Nomenklatur

CCCV	Constant current constant voltage charging algorithm
cph	Energy consumption per 100 km (e-vehicles)
SOC	Battery State of Charge

12. Literatur

- [1] Marian Sprünken, "Erzeugung synthetischer Ladeprofile für Elektrofahrzeuge synchron zu synthetischen Haushaltslastprofilen", Masterarbeit TH-Köln, 10.Jan.2022. Online erhältlich unter (letzter Zugriff 15.12.2022): <http://www.100pro-erneuerbare.com/publikationen/2022-01-Spruenken-Ladeprofilgenerator/Spruenken-Ladeprofilgenerator.htm>
- [2] Christian Hotz, Marian Sprünken, Sergej Baum, Eberhard Waffenschmidt, Ingo Stadler, "Generation of Synthetic Load Profiles of Electric Vehicles Based on Household Activity Profiles", SDEWES 2022, Paphos, Cyprus, 06.-10.Nov.2022
- [3] R. Herberg, C. Eggers, M. Lohoff, J. Baumbach: Auswirkungen der E-Mobilität auf ein innerstädtisches Stromnetz unter Verwendung probabilistischer Lastmodelle für E-Fahrzeuge (Effects of E-mobility on a inner city low voltage grid using probabilistic load models for e-vehicles) TH Köln, Cologne Institute for Renewable Energies (CIRE)
- [4] D. Echternacht, I. E. Haouati, R. Schermuly and F. Meyer, "Simulating the Impact of E-Mobility Charging Infrastructure on Urban Low-Voltage Networks," NEIS 2018; Conference on Sustainable Energy Supply and Energy Storage Systems, 2018, pp. 1-6.
- [5] J. P. Sausen, A. D. R. Abaide, G. B. Brondani, M. W. Fuhrmann and L. N. Silva, "Probabilistic analysis of electric vehicle insertion on distribution transformer load curve," 2017 52nd International Universities Power Engineering Conference (UPEC), Heraklion, 2017, pp. 1-6.
- [6] H. Ramadan, A. Ali and C. Farkas, "Assessment of plug-in electric vehicles charging impacts on residential low voltage distribution grid in Hungary," 2018 6th International Istanbul Smart Grids and Cities Congress and Fair (ICSG), Istanbul, Turkey, 2018, pp. 105-109
- [7] Przibylla, J. et al. "Change in standard load profile to date and further changes due to increasing numbers of electric vehicles" CIRED Porto Workshop 2022: E-mobility and power distribution systems
- [8] Dr. Christian Kandler (2017). Modellierung von Zeitnutzungs-, Mobilitäts- und Energie-profilen zur Bestimmung der Potentiale von Energiemanagementsystemen in Haushalten (Modelling of time management, mobility and energy profilest to determine potentials of energy management systems in households). Dissertation. München, Technischen Universität München. Online erhältlich (letzter Zugriff 22.02.2021): <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1339276/1339276.pdf>

- [9] Dr. Stephan Braun (2012). Modellierung der Energienachfrage unter Berücksichtigung urbaner Formen und individueller Zeitverwendung (modelling of energy demand under consideration of urban forms of individual time management). Dissertation. Augsburg, Universität Augsburg. Online erhältlich (letzter Zugriff 22.02.2021): https://opus.bibliothek.uni-augsburg.de/opus4/frontdoor/deliver/index/docId/2263/file/Braun_Dissertation.pdf.
- [10] Dr.-Ing. Noha Daniel Pflugradt (2016). Modellierung von Wasser- und Energieverbräuchen in Haushalten (modelling of water and electricity consumption in households). Dissertation. Chemnitz, Technischen Universität Chemnitz. Online erhältlich (letzter Zugriff 22.02.2021): <https://www.loadprofilegenerator.de/references/>
- [11] Shen, Weixiang/Vo, Thanh Tu/Kapoor, Ajay (2021). Charging algorithms of lithium-ion batteries: An overview. 2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2012, pp. 1567-1572
- [12] Statistisches Bundesamt. „Wo bleibt die Zeit?“ Zeitverwendungserhebung (statistical assessment of individual time management). Online erhältlich (letzter Zugriff 14.05.2022): https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Zeitverwendung/_inhalt.html
- [13] Mobilität in Deutschland (mobility in Germany) national census on mobility behavior by Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI). Online erhältlich (letzter Zugriff 14.05.2022): <http://www.mobilitaet-in-deutschland.de/>
- [14] Institut für angewandte Sozialwissenschaft (2017). Mobilität in Tabellen (MiT 2017). Version 2017. Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur. Online erhältlich (letzter Zugriff 2.2.2021): <https://mobilitaet-in-tabellen.dlr.de/mit/>
- [15] Institut für angewandte Sozialwissenschaft. Mobilität in Deutschland – MiD Nutzer-handbuch. BMVI, infas, DLR, IVT, infas 360. Bonn, Berlin. Bonn, Januar 2019. Online verfügbar unter <http://www.mobilitaet-in-deutschland.de/publikationen2017.html> (abgerufen am 23.04.2021).
- [16] J. Groot 2012, State-of-Health Estimation of Li-ion Batteries: Cycle Life Test Methods - Thesis for the degree of licentiate of engineering. Division of Electric Power Engineering Department of Energy and Environment Chalmers Online erhältlich (letzter Zugriff 14.05.2022): of Technology SE-412 96 Göteborg Sweden. Chalmers Bibliotek, Reproservice Göteborg, Sweden 2012

- [17] Walter Hüttler, Paul Lampersberger, Guntram Preßmair, Sabine Prerovsky, Martin Strommer, Paul Gredler-Oxenbauer, Sasha Golub, Gerhard Prochaska, Robert Bachinger, Gerald Franz, "Pilotprojekt Elektromobilität 2030 - Umsetzung Elektromobilitätsszenario 2030 in einer bestehenden Wohnhausanlage", Endbericht, August 2019, e7 Energie Markt Analyse GmbH, Online erhältlich (letzter Zugriff 16.12.2022): https://www.e-sieben.at/publikationen/18056_e-MobPilotprojekt/18056_Pilotprojekt-Elektromobilitaet-2030_Endbericht_final.pdf?m=1570190380&